

야지환경의 비포장도로용 지역경로계획

Local Path Plan for Unpaved Road in Rough Environment

이 영 일*

Young-il Lee

최 덕 선*

Tok Son Choe

박 용 운*

Yong Woon Park

ABSTRACT

It is required for UGV(Unmanned Ground Vehicle) to have a LPP(Local Path Plan) component which generate a local path via the center of road by analyzing binary map to travel autonomously unpaved road in rough environment. In this paper, we present the method of boundary estimation for unpaved road and a local path planning method based on RANGER algorithm using the estimated boundary. In specially, the paper presents an approach to estimate road boundary and the selection method of candidate path to minimize the problem of zigzag driving based on Bayesian probability reasoning. Field test is conducted with scenarios in rough environment in which bush, tree and unpaved road are included and the performance of proposed method is validated.

Keywords : Autonomous Navigation, LPP(Local Path Plan), Road Boundary Estimation, Bayesian Probability Reasoning, UGV(Unmanned Ground Vehicle)

1. 서론

근래에 들어 재난극복, 인명구조, 야지에서의 감시/정찰 임무를 수행하는 서비스 및 군사로봇에 대한 필요성과 활용성이 부각되고 있다. 이러한 무인차량의 임무를 원활하고 성공적으로 수행하기 위해 기술적으로 가장 선행되어야 하는 것은 목표점까지의 안전하고 효율적인 자율주행기술의 개발이다. 특히, 무인차량의 활용성이 부각되는 인간의 접근과 개입이 제한되는 험지 및 야지와 같은 거친 외부환경에서의 자율주행 능력이 절실하게 요구된다.

이를 위한 가장 근본적인 기술 중 하나는 지형감지용 센서로부터 생성한 월드모델(World Model) 데이터를 활용하여 장애물지도를 생성하고 이를 기반으로 추출된 주행가능 영역의 중심점을 경유하는 지역경로를 생성하는 지역경로계획(LPP : Local Path Plan) 관련 기술이다¹⁾. 무인차량이 주행하는 주위 환경에 대한 정확하고 신뢰성 있는 월드모델 생성을 위해서는 차량의 위치 변화에 따른 새로운 센서 데이터를 실시간으로 반영할 수 있도록 빠른 주기로 월드모델 데이터를 경신해야 한다. 또한 지형감지센서로 활용되는 라이다(Lidar)의 한계로 인해 지역경로계획 또한 매번 새롭게 경신되는 월드모델 데이터에 동기화하여 새로운 경로를 계획해야한다. 그러나 도로 양측에 덩불과 나무가 존재하는 비포장도로에서 추출된 격자기반 장애물지도의 도로 영역은 매 생성주기마다 항법 및 지형감지

† 2013년 8월 26일 접수~2013년 11월 15일 게재승인

* 국방과학연구소(ADD)

책임저자 : 이영일(201@add.re.kr)

센서의 오차 그리고 격자지도 양자화 오차를 포함하기 때문에 많게는 수 미터 단위로 좌우 변동성을 가진다. 이렇게 추출된 도로의 주행가능 영역을 기반으로 생성된 지역경로 또한 매 주기마다 좌우로 흔들리게 되고 이것은 무인차량의 지그재그 주행을 유발한다.

본 논문에서는 이러한 지그재그 주행 문제점을 최소화하기 위해 도로 주행영역 추출 기법과 최적 후보경로 선정 기법을 활용한 야지환경의 비포장도로용 지역경로계획을 소개한다. 제안한 비포장도로용 지역경로계획 기법의 성능검증을 위해 무인차량을 이용하여 덩불과 나무로 구성된 야지에 존재하는 실제의 비포장도로에서 시나리오 기반의 필드테스트를 수행한다.

2. 비포장도로의 주행가능 영역 추출

본 논문에서 제안하는 야지환경의 비포장도로용 지역경로계획 기법은 지형감지센서로부터 생성한 월드모델 데이터를 활용하여 장애물지도를 생성^[2]하고 이로부터 주행가능 영역을 추출한 후, 도로중심점을 경유하는 지역경로를 산출한다. 본 장에서는 단위시간마다 생성되는 장애물지도들 간의 비정상적인 차이로부터 발생할 수 있는 무인차량의 지그재그 주행문제를 최소화하기 위한 주행영역 추출방법에 대해 제안하며, 이는 지형의 전체적인 윤곽(Outline)을 처리하는 전처리단계와 베이지안 확률추론(Bayesian Probability Reasoning)^[3~5]을 이용한 주행영역 추출단계로 구성된다.

가. 장애물지도 전처리

월드모델링 데이터로부터 생성된 격자기반의 장애물지도에는 항법 및 지형감지센서의 오차 그리고 격자지도 양자화 오차가 포함되어 있다. 또한, 양 측면의 형상이 실제로 불룩하거나 오목한 모양을 가진 비포장도로에서 생성된 장애물지도를 기반으로 지역경로를 계획할 경우 무인차량이 필요 없는 조향변화를 일으켜 비효율적인 자율주행 결과를 초래하게 된다. Fig. 1은 비포장도로에서 획득한 센서데이터로부터 생성한 격자기반의 장애물지도를 보여준다. 도로 왼쪽 측면에 혹처럼 오목하게 생긴 장애물은 실제로 존재하는 장애물이 아닌 지형감지센서의 노이즈로 인해 생긴 오차 장애물이다. 이렇게 잡음으로 인한 오차가 포함된 장애물지도를 이용하여 지역경로계획을 수행하게 되면 Fig.

1에서처럼 오차 장애물을 우회하는 경로가 생성되어 무인차량의 불필요한 조향을 유발하여 지그재그 주행의 원인이 된다.

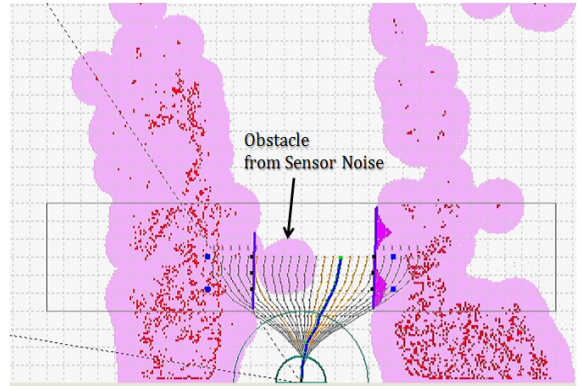


Fig. 1. Binary Map including Noise Error

Fig. 2에 기술된 Fill & Cut 알고리즘은 지그재그 주행문제를 최소화하기 위한 주행가능 영역 추출의 전처리 과정으로 도로 양 측면의 전체적인 윤곽을 처리하는 역할을 수행한다. Fig. 3의 도로 왼쪽 측면처럼 오목하게 들어간 경우 알고리즘 처리대상인 Window 내의 왼쪽측면 장애물 경계점(붉은색 점)을 기준으로 모든 장애물과 겹치지 않는 각각의 직선을 가지는 두 개의 경계점(검은색 점)으로 이루어진 최장의 Fill_Line을 추출하고 이를 기준으로 가상의 장애물을 채우게 된다. 또한 오른쪽 측면처럼 도로가 불룩하게 나온 경우 Window 내의 오른쪽측면 장애물 경계점(붉은색 점)을 기준으로 장애물과 모두 겹치는 각각의 직선을 가지는 두 개의 경계점(검은색 점)으로 이루어진 최장의 Cut_Line을 추출하고 이를 기준으로 장애물을 잘라내게 된다. Fig. 1에 보이는 격자기반 장애물지도의 경우 왼쪽측면에는 불룩하게 나온 장애물이 존재하며, 오른쪽측면은 연속적으로 오목하게 들어간 지형을 보인다. 여기에 Fill & Cut 알고리즘을 적용하게 되면 왼쪽측면의 불룩한 지형이 Cut_Line에 의해 잘려지고 오른쪽측면의 오목한 지형은 Fill_Line에 의해 채워져 주행가능 영역을 추출하기 위한 전처리 작업이 수행된다.

나. 주행영역 추출 확률모델

격자기반 장애물지도로부터 무인차량의 주행 가능영역 추출을 위해 확률기반의 주행영역 표현 모델을 정의한다. 주행영역을 추출하기 위해 지형감지센서의 데

CreateWindow()

01. LB_P_x = -X_{window}; LB_P_y = S_T - Y_{window};
02. LU_P_x = -X_{window}; LU_P_y = S_T + Y_{window};
03. RB_P_x = X_{window}; RB_P_y = S_T - Y_{window};
04. RU_P_x = X_{window}; RU_P_y = S_T + Y_{window};

FillandCut(B_P_x, B_P_y, U_P_x, U_P_y)

05. FOR(i = B_P_y; i < B_U_y; i++)
06. FOR(j = B_P_y; j < i; j++)
07. find *Cut_BLine* which is the longest line totally blocked by obstacle from O_i to O_j;
08. find *Fill_BLine* which is the longest line totally non-blocked by obstacle from O_i to O_j;
09. FOR(j = B_U_y; j > i; j--)
10. find *Cut_ULine* which is the longest line totally blocked by obstacle from O_i to O_j;
11. find *Fill_ULine* which is the longest line totally non-blocked by obstacle from O_i to O_j;
12. IF there is overlapped section between *Cut_BLine* and *Cut_ULine*
13. *Cut_Line* = *Cut_BLine* + *Cut_ULine*;
14. ELSE *Cut_Line* = Longer(*Cut_BLine*, *Cut_ULine*);
15. IF there is overlapped section between *Fill_BLine* and *Fill_ULine*
16. *Fill_Line* = *Fill_BLine* + *Fill_ULine*;
17. ELSE *Fill_Line* = Longer(*Fill_BLine*, *Fill_ULine*);
18. IF(*Cut_Line* is longer than *Fill_Line*)
19. cut obstacles in *Cut_Line*;
20. ELSE fill obstacles in *Fill_Line*;

Preprocessing()

21. CreateWindow()
22. FillandCut(LB_P_x, LB_P_y, LU_P_x, LU_P_y);
23. FillandCut(RB_P_x, RB_P_y, RU_P_x, RU_P_y);

Fig. 2. The Pseudo Code of Fill & Cut Algorithm

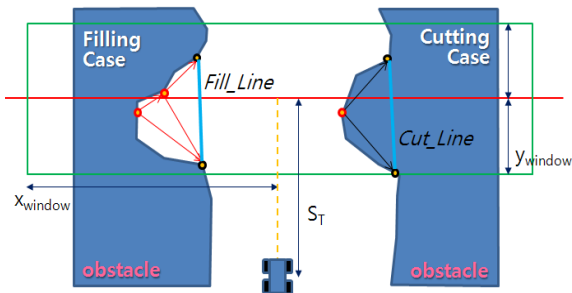


Fig. 3. Filling and Cutting Case

이터 신뢰도와 무인차량의 주행속도를 고려하여 Fig. 4에서처럼 전방 15m까지의 영역만을 추출용 Window로 정의하고 Window에 속한 데이터만을 활용한다. Fig. 4의 장애물지도는 0.1m 크기의 격자로 구성된 300×300 사이즈의 크기이며 주행영역 추출 Window는 300×140 사이즈로 정의된다. 추출 Window는 1×140 사이즈로 정의되는 섹터(Sector) 300개로 구성되며, 섹터 i에 대한 장애물 확률값 ps_i은 수식 (1)과 같이 계산되는데 이 값은 해당 섹터의 점유확률 갱신 시 현재 단위시간의 측정값(Observation)으로 사용되며 섹터를 구성하는 전체 격자들 중 장애물을 포함한 격자의 비율을 의미한다. 또한 추출 Window를 구성하는 섹터들 중 섹터의 점유확률이 임계값 이하인 섹터들의 모임을 Fig. 5에서처럼 후보계곡(CV : Candidate Valley)으로 정의하며 이는 수식 (2)로 표현된다. Fig. 5의 x축은 추출 Window를 구성하는 섹터번호를 의미하며, y축은 각 섹터의 점유 확률을 의미한다.

$$ps_i = \frac{\sum_{\text{occupied}} \text{WM cell}}{\sum_{\text{sector}} \text{WM cell}} \quad (1)$$

$$CV = \{sct_i | P[S(sct_i) = O] \leq T\} \quad (2)$$

where, ps_i : i번째 섹터의 장애물 확률값, sct_i : i번째 섹터, T : Threshold

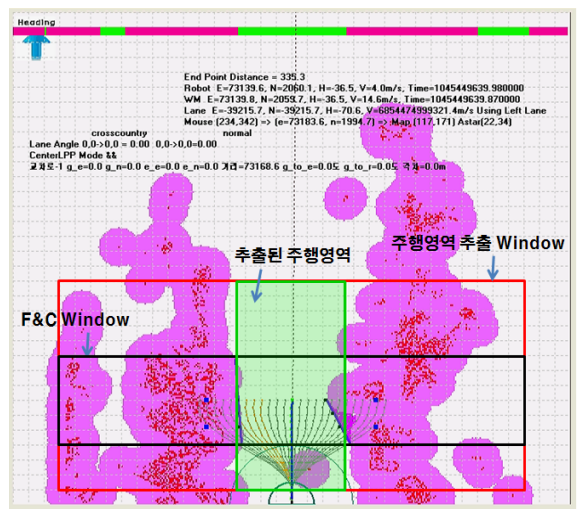


Fig. 4. The Extraction Window of Binary Map

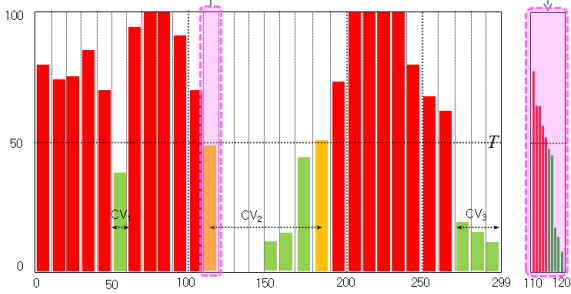


Fig. 5. Candidate Valley Model

다. 섹터의 점유확률 갱신 및 영역 추출

장애물지도상에 추출되는 주행가능 영역에 대한 시간적 관점에서의 변화는 마르코프 속성(Markov Property)^[6]을 가진다고 가정할 수 있는데, 즉 다음 상태의 확률은 과거 상태와는 독립적으로 현재 상태에 의해 결정된다는 의미이다. 특정 섹터에 대한 점유확률 $P[S(sct_i) = O | \{ps\}_t]$ 은 이전 단위시간 t_t 까지의 해당섹터 점유확률 $P[S(sct_i) = O | \{ps\}_t]$ 과 현재 단위시간 t_{t+1} 의 해당섹터에 대한 측정값(observation)인 장애물 확률값 $P[ps_{t+1} | S(sct_i) = O]$ 을 이용하여 베이저안 확률 수정식(Bayesian probability updating formular)^[4,7,8]으로 재귀적으로 계산할 수 있으며, 이는 수식 (3)~(5)로 표현된다.

$$P[S(sct_i) = O | \{ps\}_{t+1}] = \frac{P[ps_{t+1} | S(sct_i) = O] P[S(sct_i) = O | \{ps\}_t]}{\sum_{S(sct_i)} P[ps_{t+1} | S(sct_i)] P[S(sct_i) = O | \{ps\}_t]}$$

$$= \frac{P[ps_{t+1} | S(sct_i) = O] P[S(sct_i) = O | \{ps\}_t]}{P[ps_{t+1} | S(sct_i) = O] P[S(sct_i) = O | \{ps\}_t] + P[ps_{t+1} | S(sct_i) = E] P[S(sct_i) = E | \{ps\}_t]}$$

(3)

$$P[S(sct_i) = E | \{ps\}_t] = 1 - P[S(sct_i) = O | \{ps\}_t] \quad (4)$$

$$P[ps_{t+1} | S(sct_i) = E] = (p_{max} + p_{min}) - P[ps_{t+1} | S(sct_i) = O] \quad (5)$$

Fig. 4의 장애물 지도에서 주행영역 추출 Window를 구성하는 모든 섹터들에 대해 베이저안 확률 수정식을 사용하여 점유 확률값을 계산한 후 수식 (2)를 활용하면 후보계곡들의 집합을 구할 수 있는데 Fig. 5에 표시된 CV₁, CV₂ 그리고 CV₃이 구해진 후보계곡이다.

후보계곡의 의미는 장애물지도에서 무인차량이 주행 가능한 영역을 위미하며 후보계곡집합에서 “무인차량의 현재위치를 포함하며 넓이가 무인차량 폭 이상”인 후보계곡을 최종 선정하여 무인차량의 주행영역으로 추출하는데 Fig. 4의 경우 CV₂가 최종 추출된 주행영역이다.

3. 비포장도로용 지역경로계획

가. RANGER 알고리즘

RANGER 알고리즘^[9~11]은 지형이 평탄하고 정형화된 도심환경의 포장도로 및 Cross-Country의 비포장도로 주행에 적합한 알고리즘으로 빠른 계산시간을 보장한다는 장점을 지닌다. 해당 알고리즘은 크게 두 단계의 모듈로 구성되는데, 현재 위치를 기반으로 주행 가능한 후보경로를 생성하는 모듈과 이들 중 최적의 경로를 평가하여 선정하는 최적경로 선정 모듈이 그것이다. 무인차량의 시작점과 후보경로의 끝점, 기울기, 그리고 곡률에 대한 구속조건을 대입하여 최종적으로 생성된 후보경로생성 곡선은 수식 (6)과 같다. 무인차량의 상대좌표계에서 시작점의 좌표를 (0, 0)으로, 후보 경로 끝점의 좌표를 (s_T, n × d_T)라고하면 s에 관한 d(s) 함수로 표현되며 생성곡선 그래프는 Fig. 6과 같다.

$$d(s) = (n \cdot d_T) \left[10 \left(\frac{s}{S_T} \right)^3 - 15 \left(\frac{s}{S_T} \right)^4 + 6 \left(\frac{s}{S_T} \right)^5 \right] \quad (6)$$

where, S_T : 후보경로 전방향 길이, D_T : 경로 끝점 간격, n : 후보경로 개수를 의미한다.

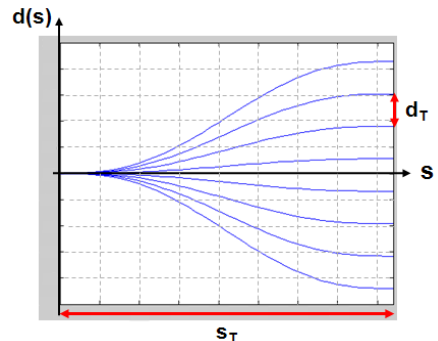


Fig. 6. The Candidate Path Generation of RANGER Algorithm

나. 최적 후보경로 선정

무인차량은 비포장도로에서의 자율주행을 위해 격자 기반의 장애물지도로부터 주행가능영역을 추출하고, 그 영역의 중심점을 기준으로 RANGER 알고리즘의 후보경로를 생성한 후 최적의 후보경로를 선정하는 지역 경로계획을 수행한다. 최종적으로 선정되는 지역경로 또한 시간적 관점에서의 변화는 마르코프 속성^[6]을 따르므로, 이전 단위시간에 추출된 주행가능영역을 구성하는 섹터에 대한 경로선정 확률값과 현재 단위시간의 주행가능영역을 구성하는 섹터들의 측정값인 확률 밀도함수값을 이용하여 베이저안 확률 수정식을 적용하면 현재의 주행가능영역을 구성하는 섹터들에 대한 경로선정 확률값을 갱신할 수 있다. 이들 섹터들의 경로선정 확률값 중 가장 높은 값을 가지는 섹터가 최종 지역경로로 선정된다.

Fig. 7에서 섹터 sct₁₄₅와 sct₁₉₁로 구성된 영역을 현재 단위시간에 추출한 주행가능 영역으로 가정하고 수식 (7)을 적용하면 추출영역의 넓이에 대한 표준편차를 구할 수 있으며, 다시 수식 (8)을 적용하면 각 섹터에 대한 확률 밀도함수값 $f(x_{sct})$ 를 계산할 수 있다. 주행가능 영역의 표준편차 크기에 따라 확률 밀도함수는 상이한 값을 가지게 되는데 표준편차 값이 적은 경우 즉, 추출된 주행영역이 좁은 경우 후보경로 선정에 더욱 큰 영향을 주게 되는 특성을 지닌다. 또한 섹터 sct₁₃₁과 sct₁₉₆으로 구성된 영역은 이전 단위시간에 추

출된 주행가능 영역으로, 해당 영역을 구성하는 각 섹터에 대한 경로선정 확률값 $P[S(sct_t)=OP\{pd_t\}]$ 과 수식 (8)로 계산한 확률 밀도함수값 $P[pd_{t+1}|S(sct_t)=OP]$ 을 이용하여 수식 (9)의 베이저안 확률 수정식^[4,7,8]을 적용하면 현재의 주행가능영역을 구성하는 섹터들에 대한 경로선정 확률값 $P[S(sct_{t+1})=OP\{pd_{t+1}\}]$ 을 갱신할 수 있다. Fig. 7에서 섹터 sct₁₄₅와 sct₁₉₁의 추출영역 중 중심섹터인 sct₁₆₈이 아닌 경로선정 확률값이 가장 높은 sct₁₆₆이 최적 후보로 선정됨을 확인할 수 있다.

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum(x_{sct} - \bar{x})^2}{n}} \tag{7}$$

$$f(x_{sct}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma} e^{-\frac{(x_{sct} - \bar{x})^2}{2\sigma^2}} \tag{8}$$

$$P[S(sct_{t+1})=OP\{pd_{t+1}\}] = \frac{P[pd_{t+1}|S(sct_t)=OP]P[S(sct_t)=OP\{pd_t\}]}{\sum_{S(sct_t)} P[pd_{t+1}|S(sct_t)]P[S(sct_t)=OP\{pd_t\}]} \tag{9}$$

4. 시험 결과 및 분석

가. 시험환경 및 시나리오

본 논문에서 제안한 야지환경 비포장도로에서의 자율주행을 위한 지역경로계획 기법의 성능검증을 위해 무인차량을 이용하여 국방과학연구소 기동시험장의 비포장주행로에서 자율주행 시험을 수행한다. 시나리오

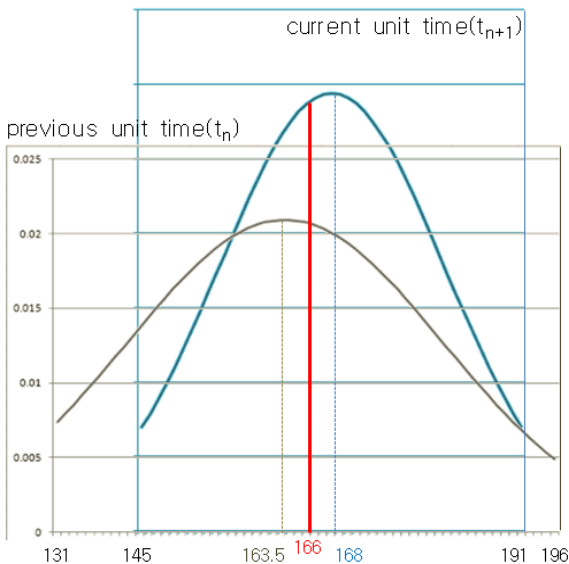


Fig. 7. The Selection of Best Candidate Path



Fig. 8. Field Test Environment(Cross-country Road)

는 Fig. 8의 붉은색으로 표시된 총 1.8km 정도의 비포장도로에서의 자율주행으로, 총 10곳의 Y자형 교차로를 포함하고 도로의 양 측면은 덩굴, 나무 그리고 인공 벽면으로 구성되어 있다. 지그재그 주행 문제점을 최소화하기 위한 주행영역 추출 기반의 지역경로계획 기법과 이를 적용하지 않은 지역경로계획 기법을 활용하여 자율주행 후 두 기법의 결과를 비교 및 분석한다.

나. 결과 및 알고리즘 성능 분석

앞 절에 제시된 시나리오에 따라 Fig. 9에 보이는 야지환경의 비포장도로에서 주행영역 추출 기반의 지역경로계획 기법과 미적용 지역경로계획 기법을 활용하여 무인차량의 자율주행 시험을 수행하였다. 미적용 지역경로계획 기법의 경우 Fig. 1과 같이 후보경로 집합을 생성하고 그 중 장애물과 겹치지 않는 후보경로들 중 중심 경로를 선택하는 RANGER 알고리즘을 적용하였다.

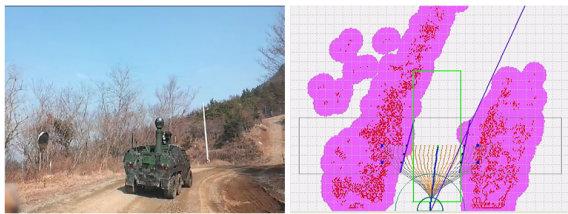


Fig. 9. Autonomous Driving Test using LPP on Cross-country road

Fig. 10은 두 지역경로계획을 기반으로 자율 주행한 시험결과를 보여주는데, Y축의 단위는 ‘meter’로 0값은 무인차량의 현재 진행방향을 의미하며 +1값은 선택된 지역경로의 끝점이 무인차량의 진행방향을 기준으로 1m 우측임을 의미한다. X축의 단위는 ‘sec’로 무인차량의 주행시간을 의미한다. 또한, Fig. 10의 위쪽 그래프(Red)는 베이지안 확률추론 기반의 주행영역 추출을 미적용한 지역경로계획의 결과로서 주행영역 추출 기반의 지역경로계획의 결과인 아래쪽 그래프(Blue)에 비해 보다 잦은 조향의 변화가 발생함을 확인할 수 있으며, 이는 무인차량의 지그재그 주행을 유발시켰다. 이전 단위시간에 선택된 경로와 현재 단위시간에 선택된 경로의 차이에서 발생하는 무인차량의 조향변화량은 주행영역추출을 미적용한 지역경로계획 알고리즘의 경우 총 1165.6meter이며 이를 적용한 지역경로계획 알고

리즘의 경우 총 663.4meter로 적용한 지역경로계획이 미적용 지역경로계획 대비 자율주행 실패 없이 43.1%의 조향변화가 줄어들었음을 확인할 수 있다. 시험환경인 비포장주행로는 양 측면이 장애물로 구성된 일반 도로 구간과 한 측면이 오픈되는 Y자형 교차로 구간으로 구성된다. 교차로 구간은 지역경로계획의 기준이 되는 장애물이 한쪽 측면에만 존재하며 또한 대부분 큰 조향이 요구되기 때문에 지형감지센서의 오차를 많이 포함하여 부정확한 장애물지도가 생성될 가능성이 높다. Fig. 11은 시험구간 중 75~95초 사이의 일반 도로(Aisle) 구간에 대한 보다 자세한 두 지역경로계획 결과의 차이를 보여주며, Fig. 12는 285~295초 사이

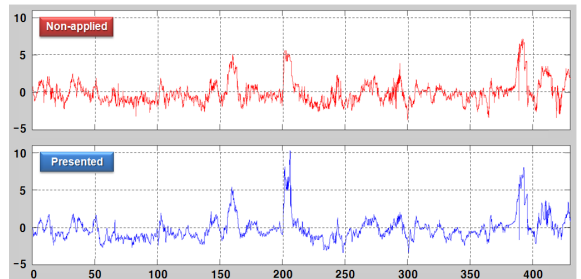


Fig. 10. The result of Field Test using Proposed LPP and Non-applied LPP

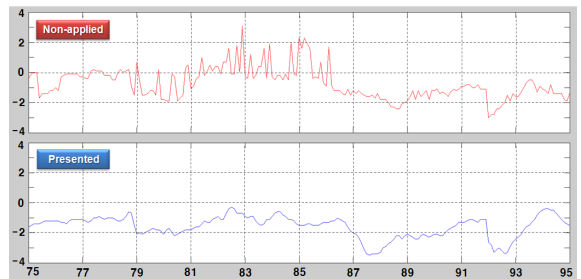


Fig. 11. The result of Field Test at Aisle Area

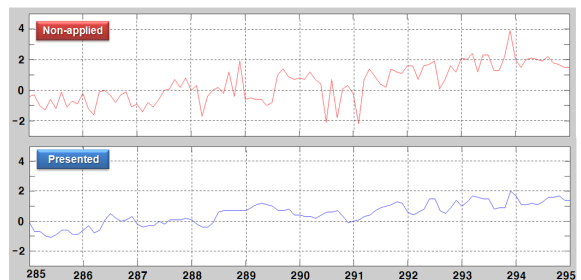


Fig. 12. The result of Field Test at Intersection Area

의 교차로 구간에 대한 결과의 차이를 보여준다. 두 구간에서의 결과 모두 주행영역추출을 미적용한 지역 경로계획의 경우 계획된 경로가 2m 이상 지그재그 형태로 심하게 흔들리는 구간이 발생하는 반면, 베이지안 확률추론 기반의 주행영역 추출을 적용한 지역 경로계획의 경우 이러한 조향변화가 현저히 줄었음을 확인할 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 야지환경 비포장도로에서의 자율주행을 위한 주행영역 추출 및 최적 후보경로 선정 기법을 적용한 RANGER 기반 지역경로계획 기법을 소개하였다. 특히, 단위시간마다 생성되는 장애물지도들 간의 비정상적인 차이로부터 발생할 수 있는 무인차량의 지그재그 주행문제를 최소화시키기 위해 지형의 전체적인 윤곽을 처리하는 전처리단계와 베이지안 확률추론을 이용한 점유확률 갱신단계로 이루어진 주행영역 추출 기법을 제안하였다. 또한, 베이지안 확률 수정식을 적용하여 주행가능영역을 구성하는 섹터들의 경로선정 확률값 갱신을 통해 최적의 후보경로를 선정하는 기법을 제안하였다. 제안한 비포장도로용 지역경로계획 기법의 성능검증을 위해 덩불과 나무로 구성된 야지에 존재하는 실제의 비포장도로에서 무인차량을 이용한 시나리오 기반의 필드테스트를 수행하였으며, 주행영역 추출을 미적용한 지역경로계획 기법과의 비교를 통해 그 성능을 검증하였다.

References

[1] J. Giesbrecht, J. Collier, G. Broten, S. Monckton, and D. Mackay, "A Navigation and Decision Making Architecture for Unmanned Ground Vehicles", DRDC Suffield TM 2007-300, 2007.
 [2] 이영일, 이호주, 고정호, "무인차량의 주행성능을 고려한 장애물 격자지도 기반의 지역경로계획", 한국군사과학기술학회지, Vol. 13, No. 2, April, 2010.
 [3] C. Mares, B. Dratz, J. E. Mottershead and M. I. Friswell, "Model Updating Using Bayesian Estimation",

Proc. of ISMA2006, pp. 2607~2616, 2006.
 [4] A. Elfes, "Using Occupancy Grids for Mobile Robot Perception and Navigation", IEEE Computer, pp. 46~57, 1989.
 [5] H. Moravec and A. Elfes, "High Resolution Maps from Wide Angel Sonar", Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp. 116~121, 1985.
 [6] 김영근, 김학일, "단일 초음파센서를 이용한 자율주행 로봇의 경로계획용 지도작성", 전기학회논문지, 제51권, 제12호, pp. 577~582, 2002.
 [7] 임종환, 조동우, "초음파 센서를 이용한 자율 이동 로봇의 썬트티 그리드 형성", 전기학회논문지, 제39권, 제4호, pp. 386~392, 1990.
 [6] 김동호, 김기웅, "부분관찰 마코프 의사결정과정을 이용한 지능형 에이전트 구현", 정보과학회논문지, 제29권, 제2호, pp. 39~47, 2011.
 [7] E. Krotkov, M. Hebert, and R. Simmons, "Stereo Perception and Dead Reckoning for Prototype Lunar Rover", Autonomous Robots, pp. 313~331, December, 1995.
 [8] R. Simmons, E. Krotkov, L. Chrisman, F. Cozman, R. Coodwin, M. Hebert, L. Katragaddam S. Koenig, G. Krishnaswamy, Y. Shinoda, W. Whittaker, and P. Klarer, "Experience with rover Navigation for Lunar-like Terrains", In Proc. Intl. Conf. Intelligent Robots and Systems, pp. 441~446, 1995.
 [9] A. Kelly, "An Intelligent Predictive Control Approach to the High Speed Cross Country Autonomous Navigation Problem", Technical Report CMU-CS-TR-95-33, Carnegie Mellon University, 1995.
 [10] E. Krotkov, M. Hebert, and R. Simmons, "Stereo Perception and Dead Reckoning for Prototype Lunar Rover", Autonomous Robots, pp. 313~331, December, 1995.
 [11] R. Simmons, E. Krotkov, L. Chrisman, F. Cozman, R. Coodwin, M. Hebert, L. Katragaddam S. Koenig, G. Krishnaswamy, Y. Shinoda, W. Whittaker, and P. Klarer, "Experience with rover Navigation for Lunar-like Terrains", In Proc. Intl. Conf. Intelligent Robots and Systems, pp. 441~446, 1995.